

Modificación al algoritmo laplaciano no lineal para el mejoramiento de bordes en una imagen

PROCESAMIENTO DE IMAGENES

J. J. Aranda
G. Montes de Oca
G. M. Rodríguez

Instituto Central de Investigación Digital (ICID), Ciudad de La Habana, Cuba

Se presenta la modificación realizada al algoritmo laplaciano no lineal para el mejoramiento de los bordes en imágenes, así como se realiza un breve estudio del laplaciano como realizador de bordes y de las características que introduce el laplaciano no lineal. Este algoritmo tiene características que lo presentan como eficiente en su ejecución para una amplia variedad de tipos de imágenes. Se exponen los resultados comparativos de la ejecución del laplaciano no lineal, de la modificación y del gradiente de Roberts.

This paper presents the modification that was done to a non-linear laplacian algorithm for edge enhancement in image processing. Furthermore, it analyzes the studies that were performed about the laplacian operator as an edge enhancement and the features that were introduced by the non-linear laplacian operator algorithm. This algorithm has features that make it have a very high performance in a wide range of images. It also presents the preliminary comparative results of the implementation of non-linear laplacian algorithm, this modification and the classical Robert's Operator.

Recibido: febrero de 1992

Introducción

La segmentación es una de las tareas de procesamiento digital de imágenes (PDI) y de visión por computadoras (VC), que más importancia tiene, pues su resultado decide el futuro reconocimiento de los elementos que se encuentran presentes en la imagen. Esta tarea consiste en determinar una partición de la imagen en conjuntos con una cierta homogeneidad. Hay dos enfoques principales que se complementan:

1. Detectar los píxeles que son bordes y separan los objetos a partir de cambios

relativamente bruscos de intensidad entre el píxel y sus vecinos más cercanos.

2. Buscar los píxeles que son interiores de dichos objetos a partir de unir en regiones todos aquellos píxeles cuya intensidad se comporta uniformemente.

En el presente trabajo, se analizan y comparan algoritmos que utilizan la técnica de buscar píxeles que son bordes, enfatizando las diferencias de contraste entre un píxel y sus vecinos.

El algoritmo laplaciano no lineal (LNL), analizado y desarrollado en la referencia 1, es una modificación al laplaciano

que se ha expuesto de forma clásica en detección de bordes en imágenes.²⁻⁵ Sin embargo, necesita un filtraje preliminar de la imagen por un filtro uniforme o gaussiano, lo que incrementa al tiempo de ejecución del programa que lo utiliza. Se busca una alternativa que permita aprovechar las ventajas del LNL manteniendo los tiempos de ejecución en un orden comparable al de los filtros de promediación y al del gradiente de Roberts, obteniendo los bordes con la calidad necesaria para su posterior procesamiento.

Descripción del algoritmo laplaciano clásico

El laplaciano clásico está dado por la aproximación digital a:

$$L = \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f}{\partial y^2}$$

que se expresa como:

$$L(i, j) = [f(i+1, j) + f(i-1, j) + f(i, j+1) + f(i, j-1)] - 4f(i, j)$$

en la vecindad 4-vecinos. De forma similar se construye para la vecindad 8:

$$L = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & -8 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

Cuando se aplica el laplaciano a una imagen se desea agudizar las características borrosas en las imágenes tales como bordes y líneas, y se desea invarianza ante la rotación pues estas características pueden presentarse en cualquier dirección.

La acentuación de los bordes pueden ser hecha proporcional a la correlación estadística de valores de píxeles utilizando la máscara de convolución estadística:

$$H = \begin{bmatrix} \rho_C \rho_R & -\rho_C(1+\rho_R^2) & \rho_C \rho_R \\ -\rho_R(1+\rho_C^2) & (1+\rho_C^2)(1+\rho_R^2) & -\rho_R(1+\rho_C^2) \\ \rho_C \rho_R & -\rho_C(1+\rho_R^2) & \rho_C \rho_R \end{bmatrix}$$

en la que ρ_R y ρ_C representan los factores de correlación markovianos asumidos entre filas y columnas respectivamente de píxeles adyacentes.

Si $\rho_R = \rho_C = 0$: No hay correlación en-

tre elementos adyacentes y la máscara estadística no tiene efecto.

Si $\rho_R = \rho_C = 1$: La máscara estadística se reduce al laplaciano con el formato:

$$L = \begin{bmatrix} 1 & -2 & 1 \\ -2 & 4 & -2 \\ 1 & -2 & 1 \end{bmatrix}$$

El laplaciano es un operador lineal derivativo isotrópico, por lo que es invariante a la rotación (da lo mismo aplicar el operador primero y rotar después la imagen que al revés), por lo que realiza las altas frecuencias espaciales en todas las direcciones -en cierto sentido se le puede considerar un filtro pasa alto- y no deja disponible información útil de dirección. Por otra parte, debilita las bajas frecuencias espaciales.

Dado que el laplaciano es una segunda derivada, tiene respuesta "0" a las rampas lineales, pero responde fuertemente a los puntos de inflexión al tope y al comienzo de las rampas, donde hay un cambio brusco en la razón de cambio de los niveles de gris; o sea, que responde a los lados de un borde una vez con signo negativo y la otra con signo positivo. En la práctica estos valores se llevan al intervalo de niveles de gris existentes de forma adecuada.

Si bien el laplaciano responde a bordes, responde aún mejor a esquinas, líneas, finales de líneas y puntos aislados.

En una imagen con ruido, este producirá valores del laplaciano más altos que en los bordes, a menos que tenga muy bajo contraste. La respuesta a bordes diagonales será el doble de fuerte que la respuesta a ejes horizontales o verticales, o sea, que el laplaciano no es invariante a la orientación. Esta amplificación de los ruidos es resultado de las operaciones de diferenciación que están inherentemente involucradas. El suavizamiento de ruidos puede incorporarse a los métodos lineales de agudizamiento de bordes realizando el enmascaramiento lineal de regiones de píxeles en vez de sobre píxeles individuales. Esto puede lograrse formando una máscara lineal:

$$H(i, j) = H_S(i, j) * H_E(i, j)$$

convolucionando una máscara de realce de borde H_E con una máscara de filtraje pasabajo por promediación H_S :

$$H_S(i, j) = 1/9 \sum_S H(i, j)$$

donde:

$$S = \{(i,k)/i - 1 \leq i \leq i + 1 \quad y \quad j - 1 \leq k \leq j + 1\}$$

Esta promediación espacial tiende a suavizar no solo los ruidos, sino también los bordes.

Si se usa el máximo absoluto en vez de la suma de las segundas diferencias en las direcciones x y y , se obtiene un pseudo-laplaciano que tampoco responde a rampas y es algo menos sensible a ruidos que el laplaciano.

Otro operador de este tipo es la diferencia absoluta entre la media y la mediana calculadas sobre la misma vecindad de un pixel dado.

En la referencia 3 se plantea que el laplaciano había caído en desuso porque:

1. No deja información aprovechable sobre dirección.
2. Siendo aproximación a la segunda derivada, realiza doblemente los ruidos de alta frecuencia en las imágenes.

No obstante, se mencionan intentos de utilizarle adjunto con el gradiente, con la filosofía: Hay un borde en (x,y) con magnitud $g(x,y)$ y dirección $O(x,y)$ si $g(x,y) > U_1$ y $L(x,y) > U_2$, siendo U_1 y U_2 umbrales seleccionados a partir de la imagen.

En la referencia 4 se plantea que el laplaciano puede combinarse con un gaussiano en un operador único que puede detectar cambios de intensidad ocurriendo en una escala particular por la localización de los cruces por cero en la salida de $\nabla^2 G(x,y)$ -el laplaciano de una distribución gaussiana-, la cual está dada por la expresión:

$$\nabla^2 G = [r^2/\sigma^2 - 2] \exp(-r^2/2\sigma^2)$$

donde:

r : Distancia del centro del operador.
 σ : Constante espacio para el gaussiano

$$G(r) = \sigma^2 \exp(-r^2/2\sigma^2)$$

El tamaño del operador está definido por $w = 2\sqrt{2}\sigma$, el diámetro de su región central positiva, que varía linealmente con la constante espacio σ .

Para construir el operador de convolución se toman muestras discretas de la distribución $\nabla^2 G$ y se escalan y cuantifican. La suma de los valores del operador es 0.

Concluye con la restitución al laplaciano de su valor debido a que se plantea

que se asemeja en su comportamiento para el mejoramiento y detección de los bordes al sistema de visión de los humanos.

Algoritmo laplaciano no lineal

El laplaciano no lineal (LNL) parte del criterio de buscar aquellos puntos candidatos a borde y realzar su valor en comparación con los demás, utilizando, en una vecindad d_n , la siguiente fórmula:

$$LNL(x,y) = \text{gradmáx}(x,y) + \text{gradmín}(x,y)$$

donde:

$$\begin{aligned} \text{gradmáx}(x,y) &= \max\{C_n(x',y') [I(x',y') - I(x,y)] / (x,y) d_n(x,y)\} \\ \text{y gradmín}(x,y) &= \min\{C_n(x',y') [I(x',y') - I(x,y)] / (x,y) d_n(x,y)\} \end{aligned}$$

siendo:

d_n : Un cuadrado $n \times n$ con centro en (x,y) .

C_n : Una máscara de multiplicación consistente de una escala de coeficientes dependientes del tamaño del filtro y de la forma deseada de este.

La máscara, si se utiliza de forma cuadrada se convierte en:

$$C_n(x',y') = [1/(x',y') \in d_n(x,y)]$$

por lo que el LNL se simplifica a:

$$\begin{aligned} \text{gradmáx}(x,y) &= \max_n [I(x',y')] - I(x,y) \\ \text{y gradmín}(x,y) &= \min_n [I(x',y')] - I(x,y) \\ LNL(x,y) &= \max_S I(x,y) + \min_S I(x,y) - 2 \cdot I(x,y) \end{aligned}$$

donde:

$$S = \{(i,j)/x - 1 \leq i \leq x + 1 \quad y \quad y - 1 \leq j \leq y + 1\}$$

Sin embargo, sus dificultades fundamentales son:

1. Requiere un filtrado preliminar uniforme:

$$u_n(x,y) = (1/n^2) \sum_{x'=x-S_n}^{x+S_n} \sum_{y'=y-S_n}^{y+S_n} I(x',y')$$

o Gaussiano:

$$\begin{aligned} G(x,y) &= (1/2 \pi \sigma^2) \sum_{x'=x-S_y}^{x+S_y} \sum_{y'=y-S_y}^{y+S_y} \exp[-(x'^2 + y'^2)/2\sigma^2] I(x',y') \end{aligned}$$

2. Enfatiza los ruidos en la imagen, como ya se señaló.

El presente trabajo muestra una modificación a este algoritmo que se realizó por los autores con los objetivos de poder aplicar filtrajes más simples (promediación, por ejemplo) y reducir el enfatizamiento de ruidos en la imagen.

Modificación al algoritmo laplaciano no lineal

El algoritmo modificado parte de realizar un análisis de cuales pixeles tienen una mayor probabilidad de ser bordes. Para este análisis se utilizó el gradiente de Roberts:

$$\text{gradR}(x,y) = \text{máx}\{\text{abs}[I(x,y) - I(x+1,y+1)], \\ \text{abs}[I(x+1,y) - I(x,y+1)]\}$$

Este es un algoritmo reconocido en la literatura^{2,3,5} como mejorador de contornos. Su respuesta a bordes es tan fuerte como la que tiene a los ruidos, por lo que en el trabajo de Rosenfeld,² se plantea que puede ordinariamente ser un mejor detector de bordes que el laplaciano.

A partir del resultado obtenido de aplicar el gradiente, se analiza si este valor excede un umbral U que se obtiene generalmente de tomar la distancia entre los picos del histograma de la imagen en cuestión. Si el valor de este es mayor que el umbral, se procede a enfatizar el posible borde utilizando el algoritmo laplaciano no lineal.

Este enfoque se refuerza con lo planteado por Ballard y Brown.³

Resultados

La modificación propuesta en este trabajo fue desarrollada en una computadora IBM PC XT compatible, modo Turbo 10 MHz; utilizando una tarjeta de imágenes con las características: 256 líneas de 512 pixeles por línea y 32 posibles tonos de gris por pixel. Se programó en lenguaje Turbo PASCAL V5.0, analizando los tiempos de ejecución, que fueron, como promedio, del orden de 25 s. Estos tiempos son iguales a los de la ejecución de la promediación y el gradiente de Roberts.

La calidad de la detección de los elementos de borde, en comparación con los algoritmos que le dieron origen: el gradiente de Roberts y el laplaciano no lineal, fue muy superior al apreciarse subjetivamente (ver figuras en el anexo).

Conclusiones

La modificación que se realizó al algoritmo laplaciano no lineal cumple con los objetivos propuestos en su diseño, pues no es necesario aplicar filtros previos de gran complejidad y su ejecución en tiempo es comparable con la de los otros dos algoritmos, brindando mejores resultados en apreciación subjetiva.

Esta evaluación se realizó con imágenes reales, aunque un paso próximo debe ser la evaluación con imágenes generadas, en las que es posible introducir ruido gaussiano con valor conocido para cuantificar la relación señal ruido que se obtiene en cada caso y brindar una valoración exacta de la capacidad de trabajo del algoritmo propuesto comparada con los otros algoritmos.

Referencias

1. VAN VLIET, L. J.; I. T. YOUNG & G. L. BECKERS: "A Nonlinear Laplace Operator as Edge Detector in Noisy Images", *Computer Vision, Graphics and Image Processing*, Vol. 45, No. 2, pp. 167-195, 1989.
2. ROSENFELD, A. & A. KAK: *Digital Picture Processing*, Chapter 10, Vol. II, Ed. Academic Press Inc., New York, 1982.
3. BALLARD, D. & R. BROWN: *Computer Vision*, Chapter 4-5, Ed. MacGraw-Hill, 1982.
4. HILDRETH, E.: "The Detection of the Intensity Changes by Computer and Biological Vision Systems", *Computer Vision, Graphics and Image Processing*, Vol. 22, No. 1, pp. 1-27, 1983.
5. PRATT, W.: *Digital Image Processing*, Ed. John Wiley & Sons, 1978.

JUAN JOSE ARANDA ABOY. Licenciado en Ciencias de la Computación, Investigador Auxiliar, Profesor Auxiliar Adjunto del Instituto Superior Politécnico José Antonio Echeverría (ISPJAE). Trabaja en investigaciones sobre detección automática de contornos en imágenes médicas.
GISELA MONTES DE OCA. Licenciada en Cibernética Matemática. Investigadora Agregada. Trabaja en investigaciones sobre el procesamiento de imágenes.
GEMMA MARIA RODRIGUEZ BENTEEZ. Licenciada en Cibernética Matemática. Aspirante a Investigadora. Trabaja en investigaciones sobre el procesamiento de imágenes.

Anexo

Imagen Original

Gradiante de Roberts

Laplaciano No Lineal

Modificación al LNL